

Optimización de la respuesta dinámica de la cuba de máquinas lavadoras mediante algoritmos genéticos

P. García Fernández, R. Sancibrián, F. Viadero, A. Fernández, S. Guerra

*Área de Ingeniería Mecánica, E.T.S.I.I. y T. Avda. Los Castros s/n 39005, Santander
Tel.: 34942201856, email: garciafp@unican.es*

Resumen

Este artículo presenta una metodología para la optimización del sistema de suspensión de lavadoras domésticas de eje horizontal basada en Algoritmos Genéticos (AG). Los parámetros que tratan de optimizarse son los valores de rigidez y amortiguamiento, así como la orientación de muelles y amortiguadores y sus puntos de unión con la cuba. Se ha desarrollado un modelo paramétrico plano del conjunto oscilante de una lavadora en un software comercial de simulación. Los resultados de la simulación del ciclo de centrifugado son tomados como base para la evaluación de la aptitud de cada individuo. Diversas combinaciones de los operadores de un AG simple han sido ensayados junto con sus parámetros de sintonización.

Palabras Clave: Algoritmos genéticos, optimización, vibraciones, máquinas lavadoras.

Abstract

This paper presents an optimization methodology for the suspension system of horizontal-axis washing machines using Genetic Algorithms (GA's). The parameters to be optimized in the suspension system are: stiffness and damping values of the springs and dampers, as well as their orientation and connection points with the tub. A plain (2D) parametric model of the washing machine suspended parts has been developed in a commercial simulation software. The spinning cycle simulation results are used in the evaluation of each individual fitness. Different combinations of operators of a simple GA have been tested together with their set-up parameters.

Keywords: Genetic algorithms, washing machines, optimisation, vibrations.

1. Introducción

El modo tradicional de diseño de sistemas dinámicos complejos está basado en el método *prueba-error*. Este método requiere, generalmente, tiempos y costes de desarrollo elevados (especialmente si se realiza a través de prototipos reales), incluso si son aplicados por diseñadores con experiencia. Gracias a las modernas herramientas de simulación existentes en el mercado junto con el abaratamiento de los sistemas de cálculo, dichos costes y tiempos de desarrollo se han reducido notablemente. Sin embargo sigue existiendo una fuerte dependencia de la intuición y experiencia del diseñador sin garantizar la obtención de una solución óptima. Con objeto de evitar este

problema se han desarrollado diversos tipos de métodos de optimización o de búsqueda de la solución óptima. Uno de los métodos que más interés está despertado en el ámbito de la ingeniería es el de los Algoritmos Genéticos, AG. Se trata de un método de búsqueda estadística que presenta como ventaja el no requerir la definición explícita de las ecuaciones que rigen el sistema a optimizar. Este hecho, simplifica su utilización permitiendo aplicarlo a diversos tipos de sistemas.

Un ejemplo clásico de sistema dinámico complejo lo constituyen las lavadoras domésticas de eje horizontal. Los fenómenos dinámicos presentes en estos aparatos (ruido, choques, deslizamiento) están fuertemente ligados al sistema de suspensión de la cuba. Debido a las crecientes demandas por parte de los compradores: menores niveles de ruido y vibraciones (confort), mayores velocidades de centrifugado y capacidad de carga, junto con el uso creciente de nuevos materiales más ligeros en su construcción, hace necesario una revisión completa de los parámetros del sistema de suspensión de la cuba para cada nuevo modelo que sale al mercado.

1. El modelo dinámico

Dado que las vibraciones del sistema en la dirección perpendicular al plano del movimiento son prácticamente despreciables [5] se ha optado por un modelo plano. Dicho modelo consta de dos cuerpos rígidos, cuba y tambor, unidos a través de un motor, Figura 1. El primero de ellos se encuentra suspendido por dos muelles lineales y dos amortiguadores de fricción seca dispuestos simétricamente respecto de la vertical. Tanto muelles como amortiguadores transmiten esfuerzos únicamente según su dirección longitudinal.

El tambor presenta un desequilibrio de 0.11 kg·m, simulando la excentricidad de la ropa. La función de velocidad del motor durante el ciclo de centrifugado viene dada por la ecuación $\omega(t)=7200 \cdot (t/9 - 1/(2\pi) \cdot \sin(2\pi \cdot t/9))$ (°/s), hasta alcanzar una velocidad de 7200 °/s (1200 rpm). Hay que puntualizar que la curva real de arranque de este tipo de máquinas presenta escalones de velocidad constante con objeto de permitir la evacuación parcial del agua retenida en la ropa y así reducir el desequilibrio antes de pasar a una velocidad superior. Como nuestro modelo no contempla esta variación de la masa desequilibrante, podemos sustituir la curva de arranque por la anteriormente

señalada, mucho más fácil de simular y que nos proporciona igualmente respuestas más simples, pero igualmente comparables entre los distintos individuos.

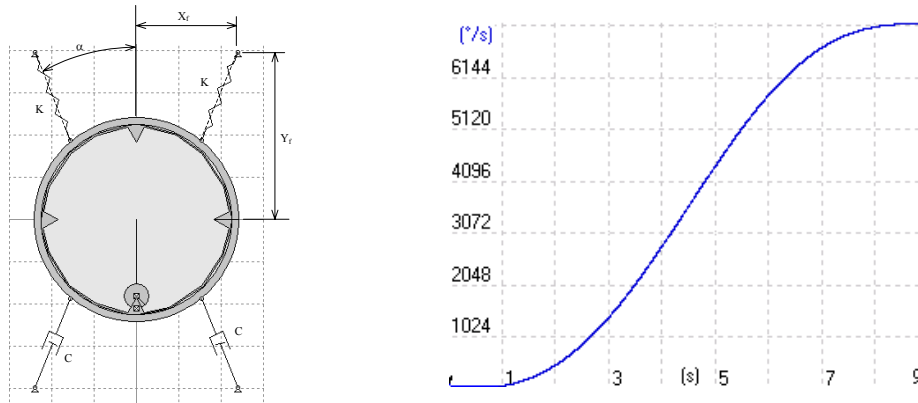


Figura 1. Modelo dinámico y curva de velocidad del tambor.

La consideración de un modelo plano que no incluye la carcasa nos impide la simulación directa de modos de fallo tales como los deslizamientos de la máquina. Sin embargo, la relación entre este tipo de fallos y las características del sistema de suspensión ha sido explícitamente formulada [4,6].

2. El Algoritmo genético

Los algoritmos genéticos (AG) son algoritmos de búsqueda estadística que tratan de simular los procesos que rigen la evolución de las especies. El principio básico es la supervivencia del más apto y la transmisión de sus cualidades a los descendientes. La teoría y aplicaciones de estos algoritmos está bien documentada en la literatura científica [1,2].

El algoritmo genético empleado en este trabajo es un AG simple basado en una toolbox para Matlab de libre distribución creada en la Universidad de Carolina del Norte [3]. Esta toolbox permite varias configuraciones del AG mediante la combinación de diversos tipos de operadores simples y/o codificación. Una serie de modificaciones fueron realizadas sobre esta toolbox con objeto de buscar su máximo rendimiento en el problema que planteamos resolver.

La codificación empleada ha sido en todos los casos codificación real de valores. En este aspecto, la bibliografía presenta un gran consenso sobre las ventajas de la notación real para problemas similares al nuestro, por lo que su comparación con la binaria no ha sido objeto de estudio.

Por otra parte, se han comparado varios tipos de operadores simples. Operador de selección: proporcional a la amplitud o “ruleta”, por rango normalizada y selección por torneo; operador de cruzamiento: simple y aritmético; operador de mutación: uniforme y no uniforme.

Entre las modificaciones realizadas cabe destacar la inclusión de un operador de reemplazo combinado con un criterio de Metrópolis cuyo objetivo es evitar la rápida pérdida de diversidad genética detectada en los primeros ensayos. Asimismo se ha desarrollado un algoritmo de enfriamiento simulado “simulated annealing”, SA, en base a la misma función de evaluación.

Los límites de variación de las variables se muestran en la Tabla 1. Tomando una precisión de la centena de unidades para la rigidez de los muelles, de la unidad en el valor del amortiguamiento, del centímetro para la posición de los anclajes y del grado sexagesimal para la posición de muelles y amortiguadores, vemos que el *espacio de búsqueda* se compone de $122,85 \cdot 10^6$ individuos.

Tabla 1. Límites de las variables consideradas.

Variable	Límite inferior	Límite superior
k/100 (N/m)	85	15
c (N o N·s/m)	150	20
X_f (m)	0.3	0.1
Y_f (m)	0.4	0.25
α (°)	55	10

3. La función de evaluación

Se ha seleccionado como función de evaluación una combinación lineal de doce variables extraídas a partir de los resultados de desplazamientos de la cuba y de las fuerzas en los apoyos obtenidos durante la simulación. El coeficiente multiplicador de cada variable es el resultado de un valor normalizador de la variable (valor promedio típico de la misma) y de un coeficiente de ponderación.

La función de evaluación y las variables que utiliza vienen recogidas en la Tabla 2

Tabla 2. Función de evaluación de la aptitud .

$f(R) = -(2 \cdot R(1)/0.003339 + 2 \cdot R(2)/0.003015 + 2 \cdot R(4)/2000 + 2 \cdot R(5)/0.008717 + 2 \cdot R(6)/0.005415 + 3 \cdot R(8)/265.82792 + 2 \cdot R(9)/15 + 2 \cdot R(11)/10.919 + 2 \cdot R(12)/1.56723)$
R(1):Máximo desp. en y en transitorio, R(2):Máximo desp. en y en estacionario, R(3):desviación estándar de y, R(4):frame donde se considera estacionario, R(5):Ídem R(1) para x, R(6):Ídem R(2) para x, R(7):Ídem R(3) para x, R(8):Máxima fuerza registrada en resortes, R(9):2x amplitud fuerza resorte izquierdo, R(10):Ídem de R(3) para fuerza en resorte izquierdo f.izq, R(11):2x amplitud componentes x de f.izq y f.dch, R(12):Valor medio final de suma de comp x de f.izq y f.dch.

Con esta función se pretende favorecer aquellos individuos que presenten: bajos valores de desplazamiento máximo tanto en régimen transitorio como estacionario, inicio del régimen estacionario lo antes posible, menores esfuerzos transmitidos a la carcasa, simetría de la vibración de la cuba. Estas características están directamente relacionadas con el confort y el fallo por deslizamiento de la lavadora.

4. Resultados y conclusiones

De los numerosos ensayos realizados se han obtenido 20 que podemos considerar como válidos por alcanzar la convergencia con valores bajos de aptitud. Los mejores individuos logrados en cada ensayo se muestran en la Tabla 3 junto con su frecuencia de aparición en los distintos ensayos, para una tolerancia dada en la desviación de las variables.

Tabla 3. Resumen de resultados AG.

	m (kg)	k/100 (N/m)	c (N)	Xf(m)	Yf(m)	(°)	Aptitud	Frec.
	<i>Optimizada</i>	<i>Optim.</i>	<i>Optim.</i>	<i>Fija</i>	<i>Fija</i>	<i>Fija</i>		
A	100.0	58.3	78.5	0,207	0,367	45	15.963	3
	<i>Fija</i>	<i>Optim.</i>	<i>Optim.</i>	<i>Optim.</i>	<i>Optim.</i>	<i>Optim.</i>		
B	38,6	36,2	57	0,24	0,35	28,4	15,983	5
C	38,6	15	94	0,24	0,31	33,8	16,974	2
D	38,6	32,6	90,8	0,23	0,34	30,2	17,086	3
E	38,6	53,1	88,4	0,24	0,37	40,1	15,751	4
F	38,6	33,2	54,1	0,27	0,37	45,1	14,8	3
G	38,6	33,6	70,9	0,25	0,4	44,6	15,262	4
H	38,6	25,6	128,3	0,24	0,31	36,2	15,32	2
I	38,6	15	57.96	0,24	0,35	28,43	18.584	2
Ctrl	38,6	55	90	0,23	0,34	48	17,644	
Total Ensayos Realizados								20

El último de los individuos no es el resultado de ningún ensayo sino que corresponde a una solución comercial conocida y que proporciona un aceptable valor de aptitud. Este

individuo es llamado “Individuo de Control” y sirve como contraste de los resultados obtenidos y de la propia función de evaluación.

La diversidad en los valores de las variables, frente a la homogeneidad en el valor de la aptitud demuestra que nuestro espacio de búsqueda presenta varias zonas con mínimos próximos al absoluto, siendo necesarios otros criterios, económicos por ejemplo, para elegir entre los mejores individuos encontrados.

Los resultados mostrados en la tabla anterior se han conseguido con la siguiente combinación de operadores, la cual ha resultado ser la más adecuada para problema tratado: operador de selección por rango ($q'=0.073$) [3], operador de cruzamiento aritmético y operador de mutación no uniforme ($b=6$) [3].

Se han realizado ensayos sustituyendo los amortiguadores de fricción seca por amortiguadores viscosos lineales. Las soluciones alcanzadas presentan individuos de peor aptitud por lo que no se recomienda esta solución técnica. En futuros desarrollos cabría estudiar la combinación ambos tipos de amortiguamiento o el uso de amortiguadores viscosos no lineales.

Los resultados del algoritmo de SA presenta una convergencia más lenta que el AG, pero con un grado de dispersión entre generaciones sucesivas menor. Esto hizo pensar en la hibridación de ambos algoritmos aprovechando la capacidad exploratoria del AG y la explotadora del SA. Dicha hibridación ha consistido en incluir el ya mencionado criterio de Metrópolis en el operador de reemplazo, obteniendo de este modo los mejores resultados tanto en funcionamiento como en resultados obtenidos por el AG.

5. Bibliografía

1. D. Goldberg, *GA in Search, Optimiz., and Machine Learning*. Addison-Wesley, 1989.
2. R. Avilés, *Introducción a AG con aplicaciones en ing. mecánica*, Bilbao 1996.
3. C. Houck, J. Joines, M. Kay, “*A Genetic Algorithm for Function Optimization: A Matlab Implementation*”, NCSU-IE TR 95-09, 1995.
4. D.C. Conrad, W Soedel, *JSV*, 188(3) (1995), 301.
5. N. Jakšić, M. Boltežar, I Simonovski, A. Kuhelj, *JSV*, 226(5) (1999), 923.
6. O. S. Turkay, B. Kiray, A. K. Tugcu, I.T. Sumer, *MSSP* 9(4) (1995), 359.